

# 知识-数据融合驱动的配电网光伏逆变器 电压/无功优化自适应控制

杨浩<sup>1</sup>, 王佳怡<sup>1</sup>, 易文飞<sup>2</sup>, 孙正龙<sup>1</sup>, 蔡国伟<sup>1</sup>, 丁肇豪<sup>3</sup>

- 现代电力系统仿真与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学), 吉林省 吉林市 132012;
- 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏省 南京市 211103;
- 华北电力大学, 北京市 昌平区 102206)

## Hybrid Knowledge-data Driven Adaptive Voltage/Var Optimization Control of Photovoltaic Inverters in Distribution Networks

YANG Hao<sup>1</sup>, WANG Jiayi<sup>1</sup>, YI Wenfei<sup>2</sup>, SUN Zhenglong<sup>1</sup>, CAI Guowei<sup>1</sup>, DING Zhaohao<sup>3</sup>

- Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, Jilin Province, China;
- State Grid Jiangsu Electric Power Research Institute, Nanjing 211103, Jiangsu Province, China;
- North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China)

**ABSTRACT:** The stochastic fluctuation of high-penetration distributed photovoltaic (PV) in distribution networks leads to complex power flow states, exacerbating the frequent voltage violation frequency and network losses. To overcome the issues, this paper proposes a hybrid knowledge-data driven adaptive voltage/var control strategy optimization of PV inverters in distribution networks to achieve efficient voltage control by combining domain knowledge and data-driven learning. First, through historical/forecasted power data of PV and loads, power flow and optimal power flow are both calculated to construct the knowledgeable dataset of PV voltage control. Then, an intelligent PV voltage controller based on fuzzy control theory is designed and the inference knowledge from PV voltage and PV active power to PV Var decision is embedded into the controller. Next, on the basis of the constructed dataset, a data-driven gradient descent algorithm is presented to optimize the parameters of PV voltage controller, so that the accurate map from PV voltage and active power states to the optimal Var decision can be realized to improve the global control performance. Finally, an online decentralized automatic strategy is developed with the

optimized PV controllers, which considers both voltage violation control and network loss optimization, and performs adaptive PV Var control responding to operating states. Different control methods are compared by simulations, which verifies the effectiveness and superiority of the method proposed in this paper.

**KEY WORDS:** distribution network; voltage violation control; network losses optimization; hybrid knowledge-data driven; PV voltage controller

**摘要:** 配电网中高渗透分布式光伏(photovoltaic, PV)出力的随机波动特性导致潮流状态复杂多变, 频繁电压越限与运行网损增大的问题愈发突出。针对该问题, 提出一种知识-数据融合驱动的配电网 PV 逆变器电压/无功优化自适应控制方法, 实现领域知识融入与数据驱动学习相结合的高效电压优化控制。首先, 结合 PV 与负荷历史/预测功率数据, 利用潮流计算和最优潮流计算, 构建面向 PV 电压/无功控制具备知识属性的 PV 调压数据集; 然后, 设计基于模糊控制理论的智能化 PV 电压控制器, 并融入由 PV 节点电压和有功状态到 PV 无功决策的逻辑推理电压调控知识; 接着, 利用样本数据, 采用数据驱动的梯度下降算法优化调整各 PV 电压控制器参数, 实现由 PV 节点电压和有功状态到 PV 最优无功决策的准确映射, 提升全局电压优化控制性能; 最后, 综合各 PV 电压控制器构成兼顾电压越限控制和系统网损优化的在线分散自治策略, 能够响应运行状态进行自适应 PV 无功优化控制。仿真算例中对比多种控制方法, 验证所提方法的有效性和优越性。

**基金项目:** 吉林省自然科学基金项目(20240101108JC); 吉林市杰出青年人才项目(20240103025); 国家重点研发计划项目(2021YFB2400800)。

Project Supported by Natural Science Foundation of Jilin Province (20240101108JC); Jilin City Distinguished Young Scholars (20240103025); National Key R&D Program of China (2021YFB2400800).

**关键词:** 配电网; 电压越限控制; 网损优化; 知识-数据融合驱动; PV 电压控制器

## 0 引言

“双碳”目标的能源低碳转型背景下,配电网中分布式光伏(photovoltaic, PV)装机规模高速发展,截至2024年3月底,我国分布式PV并网容量突破2.8亿kW,新增分布式PV并网同比增长31.3%<sup>[1]</sup>。大规模PV接入配电网后,因其出力的随机性和波动性,节点功率变化幅度大、波动频次快,使得配电网潮流分布及流向复杂,易出现频繁电压双向越限及运行网损增大的问题,成为影响新能源消纳和配电网安全经济运行的关键因素<sup>[2-4]</sup>。针对配电网高渗透PV接入所产生的频繁电压越限和网损增大的难题,亟需发展更具适应性的配电网电压优化控制方法。

通常利用配电网中调压设备调控进行电压优化控制,传统调压设备中有载调压变压器、电容器组为离散型装置,调节速度慢且无法频繁调节,难以适应频繁电压越限时的控制需求<sup>[5]</sup>;静止无功补偿器、静止无功发生器等连续型补偿设备,虽响应速度快,但接入数量少、投资成本高<sup>[6]</sup>。相较而言,PV逆变器具备快速连续无功调节能力,且不会增加额外成本,成为重要的电压调控资源<sup>[7-8]</sup>。鉴于PV出力波动特性是造成电压频繁越限的直接原因,本着“谁引发,谁治理”的原则,应充分利用PV逆变器参与电压/无功调节,对减少调压设备投入和调用、降低投资运营成本具有重要价值。

电压/无功控制根据控制结构和通信布局可总体分为集中式、分布式和分散式3种。集中式控制设有中央控制中心,控制中心按周期采样、收集节点电压和调压设备信息,并通过求解电压优化控制模型,得到控制指令,下发至各调压设备,集中式控制以配网全局优化为目标,协调调压设备,具有全局最优的控制效果<sup>[9]</sup>。该控制方式通常以网损最小、电压偏差最小和调控代价最小等形式来设置目标函数,以线性化潮流或二阶锥松弛DistFlow潮流为约束,并计及节点电压和调压设备的运行要求,建立电压控制全局优化模型,采用数学规划或启发式群体算法进行求解<sup>[10-12]</sup>。然而,随着海量PV接入配电网,集中式控制的模型复杂度及计算负担会显著增加,无法适应频繁电压越限时的控制需求,且该控制结构的通信成本高,制约了其推广应用。分布式电压控制将配电网分解为多个网格区域,区

域内部采用集中式电压优化控制,区域间进行分布式协调<sup>[13]</sup>,分布式协调算法主要有 consistency 算法<sup>[14]</sup>、交替方向乘法<sup>[15]</sup>和对偶分解法<sup>[16]</sup>等。分布式控制的区域内部优化和区域间协调仍对计算时间和通信布局具有较高的要求,亦难以满足频繁电压越限时的控制要求。分散式电压控制无需控制中心,调压设备仅基于就地监测信息进行自治控制,具有响应速度快、可靠性高和通信成本低的特点<sup>[17]</sup>。北美电力可靠委员会在其颁布的IEEE 1547标准<sup>[18]</sup>中给出了分布式PV逆变器电压控制方法,主要包括无功/电压(Q-V)下垂控制和恒定功率因数控制<sup>[19]</sup>。但是,直接分散式控制缺乏整体性协调,全局优化控制性能不佳,控制效果难以保障。以上考虑PV参与电压/无功调节的集中和分布式控制方法,通过配电网全局或分区优化方法决策各PV无功,而分散式PV电压/无功控制方法,通常按预设Q-V下垂曲线独立决策PV无功,基于现有独立的控制结构已难以适应当前配电网电压优化的控制要求。本文将提出一种“集中式+分散式”的电压优化控制方式,综合离线集中学习和在线分散控制优势,使得分散式控制具备全局优化控制性能的同时又便于在线自治控制。

另外,从电压/无功控制的构建方法上又可分为基于物理模型的模型驱动方法和基于数据学习的数据驱动方法。基于模型驱动的控制方法,需要配电网确切的数学模型,电压优化控制建模为含多变量高维复杂的优化问题,通过求解得到控制决策结果<sup>[11,20]</sup>,目前大部分电压/无功控制方法属于此类;然而,该类方法高度依赖于配电网模型参数的准确性,使得模型驱动的控制策略难以完全匹配实际配电网运行情况,存在控制失配风险。数据驱动控制方法通过数据学习的方式得到电压控制策略<sup>[21]</sup>,一定程度上弥补了模型驱动方法的局限性,部分文献开展了相关研究。

基于监督式数据驱动方法,文献[22]针对传统配电网,提出了利用图卷积神经网络的电压/无功集中优化方法,图神经网络用于学习配网运行状态与无功补偿设备最优无功出力之间的量化关系;文献[23]通过深度置信网络来建立配电网运行特征和无功优化策略之间的回归模型,进而提出了配电网集中优化的电压/无功控制方法;文献[24]提出了基于卷积神经网络的配电网无功优化方法,通过神经网络拟合就地状态信息和分布式PV无功优化策略

间的映射关系,建立了一种分散式电压/无功控制策略。基于强化学习的数据驱动方法,文献[25]构建了基于深度 Q 网络的配电网离散无功设备电压/无功优化的马尔可夫决策模型,采用行动者-评论家的强化学习方法进行求解,得到离散无功控制的集中式优化策略,PV 仍基于预设 Q-V 下垂曲线进行电压/无功控制;文献[26]针对配电网中多 PV 参与电压/无功调节,利用多智能体深度确定性策略梯度算法,实现基于就地运行状态到 PV 无功调节的电压控制策略;文献[27]将电网全局电压优化问题建模为强化学习模型,采用近端策略优化算法进行训练,得到针对连续、离散调压设备的集中式控制策略。然而,数据驱动方法缺乏对知识的理解,控制模型通常为黑盒模型,控制策略的适用性不足,此外,如何设置深度网络模型中的超参数和强化学习中的奖励,目前仍缺乏可靠依据。针对上述问题,本文将采用一种知识与数据融合驱动的方式构建 PV 电压/无功优化自适应控制策略,从形成具有知识属性的数据集和设计可融入电压调控知识的 PV 电压控制器两方面,增强控制过程中的知识性;从基于数据驱动学习角度,利用梯度下降算法优化调整控制器参数,实现运行状态到最优无功决策的准确映射,增强控制器面向全局优化的控制性能。

本文为应对高渗透 PV 接入配电网所引起的频

繁电压越限和网损增加的问题,提出一种基于离线集中学习-在线分散控制、知识-数据融合驱动的 PV 逆变器电压/无功优化自适应控制策略。结合功率历史/预测数据,利用潮流计算和最优潮流计算构建针对 PV 电压/无功控制的样本数据集;设计基于模糊控制理论的 PV 电压控制器,并融入由 PV 节点电压和有功状态到 PV 无功决策的推理知识;结合样本数据,提出采用数据驱动梯度下降算法的 PV 电压控制器参数优化方法,以建立由 PV 节点状态到 PV 最优无功决策的准确映射关系;综合各 PV 控制器形成面向电压越限控制和全局网损优化的在线分散自治策略,能够响应系统运行状态进行自适应无功优化控制。

### 1 知识-数据融合驱动的配电网 PV 逆变器电压/无功优化控制框架

本文所构建的基于离线集中学习-在线分散控制、知识-数据融合驱动的配电网 PV 逆变器电压/无功优化控制框架如图 1 所示,主要包括 3 部分,其中①、②部分均以离线方式进行。①部分中,根据配电网网络拓扑、支路参数和节点功率,建立配电网集中式潮流计算模型和网损/无功优化的最优潮流模型(优化变量为各 PV 无功),基于 PV 和负荷的历史/预测功率数据生成功率波动多场景,针对

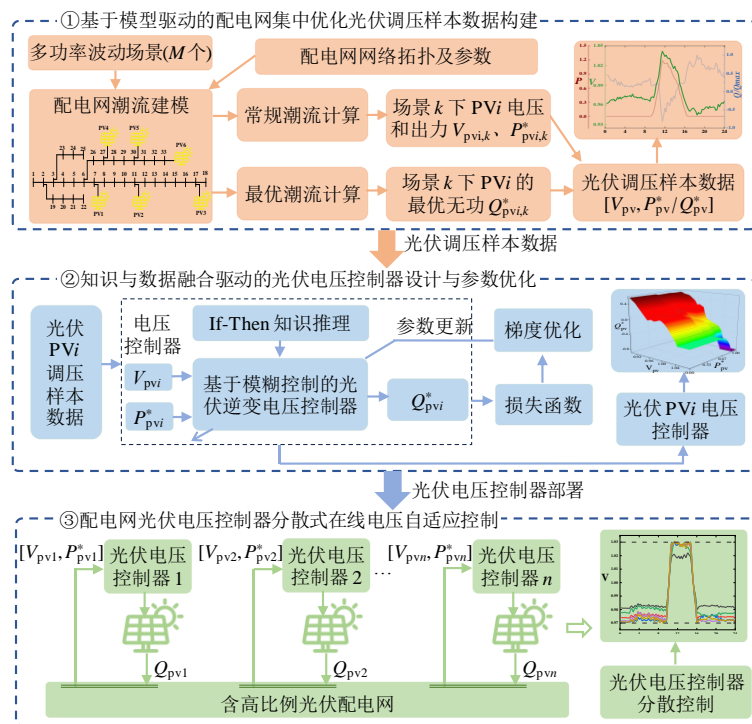


图 1 知识-数据融合驱动的 PV 逆变器电压/无功优化控制

Fig. 1 Hybrid knowledge-data driven voltage/var control based on photovoltaic inverters

每一功率场景分别采用常规潮流计算和最优潮流计算,以潮流计算状态下(此时PV无功未参与控制)的PV节点电压和PV出力为样本中的输入量,以最优潮流计算时获取的PV最优无功为样本中的输出量,综合多功率波动场景( $M$ 个)得到各PV调压样本数据集;②部分中,设计基于模糊控制理论的PV电压控制器,控制器以PV节点电压和PV有功出力为输入,以PV决策无功为输出,并将If-Then形式逻辑推理的节点电压调控知识融入至控制器推理规则中,并利用获取的调压数据集,每个PV控制器并行采用数据驱动梯度下降算法优化调整控制器参数,以建立输入状态到最优无功决策的准确映射,使得各PV控制器在响应就地控制基础上兼顾系统整体优化控制性能;③部分中,将优化整定后的各PV电压控制器部署于各PV站点,根据就地监测的PV节点电压和PV出力状态在线自适应决策PV最优无功,实现面向电压越限控制和网损优化的在线分散自治控制。

## 2 基于模型驱动配电网集中优化的PV调压样本数据构建

通过配电网潮流与最优潮流计算构建PV调压样本数据集,针对PV和负荷的功率波动场景,进行配电网潮流计算,以PV节点电压和PV有功出力作为PV电压控制器的输入量,采用最优潮流计算得到PV最优无功决策量作为PV电压控制器的输出量,综合多样化功率波动场景构建出各PV调压样本数据集。

以PV输出无功为控制量,网损最小为目标函数,计及配电网支路潮流DistFlow及电压安全等运行约束,建立的最优潮流模型为:

$$\min \sum_{ij \in E} l_{ij} r_{ij} \quad (1)$$

$$\begin{cases} P_{pvj} - P_{Lj} = \sum_{jk \in E} P_{jk} - \sum_{ij \in E} (P_{ij} - l_{ij} r_{ij}) \\ Q_{pvj} - Q_{Lj} = \sum_{jk \in E} Q_{jk} - \sum_{ij \in E} (Q_{ij} - l_{ij} x_{ij}) \end{cases} \quad (2)$$

$$v_j = v_i - 2(P_{ij} r_{ij} + Q_{ij} x_{ij}) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) l_{ij} \quad (3)$$

$$l_{ij} = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{v_i} \quad (4)$$

$$V_{j,\min}^2 \leq v_j \leq V_{j,\max}^2 \quad (5)$$

$$-\sqrt{S_{pvi}^2 - P_{pvi}^2} \leq Q_{pvi} \leq \sqrt{S_{pvi}^2 - P_{pvi}^2} \quad (6)$$

式中: $i, j$ 为配电网节点; $l_{ij}$ 为支路*i-j*电流幅值的平方; $E$ 为电网支路的集合;式(2)—(4)为支路潮流等式约束; $P_{pvj}$ 、 $Q_{pvj}$ 分别为*j*节点PV的有功和无功功率; $P_{Lj}$ 、 $Q_{Lj}$ 分别为*j*节点负荷的有功和无功功率; $P_{ij}$ 、 $Q_{ij}$ 分别为节点*i*流向节点*j*的有功和无功功率; $r_{ij}$ 、 $x_{ij}$ 分别为支路*i-j*上的电阻和电抗; $v_i$ 、 $v_j$ 为节点*i*和*j*电压幅值的平方;式(5)为节点电压安全约束; $V_{j,\min}$ 、 $V_{j,\max}$ 分别为节点*j*电压运行的下限和上限;式(6)为节点*i*的PV无功可控范围; $S_{pvi}$ 为*i*节点PV额定视在容量。

式(4)的存在导致模型为非凸,难以求解获得最优解,为此,采用二阶锥凸松弛将其进行凸化处理,得到式(7),从而保证模型全局最优可解性。

$$\left\| \begin{matrix} 2P_{ij} \\ 2Q_{ij} \\ l_{ij} - v_i \end{matrix} \right\|_2 \leq l_{ij} + v_i, \quad \forall ij \in E \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 表示二范数。

文献[28]证明,若优化目标函数为支路电流的增函数且网络拓扑为辐射型,可保证松弛确切,即松弛后的最优解等价于原问题的最优解。上述模型中网损优化目标为支路电流的增函数形式,故该优化问题一定为松弛确切的。综合式(1)—(3)、(5)—(7)构成二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP)的数学优化问题。

通过潮流与最优潮流计算,采用归一化后的每个功率场景下*i*节点并网PV的调压样本数据可表示为 $[V_{pvi}, P_{pvi}^* | Q_{pvi}^*]$ ,其中: $V_{pvi}$ 为PV节点潮流计算时电压; $P_{pvi}^*$ 和 $Q_{pvi}^*$ 为PV有功和无功归一化形式。 $P_{pvi}^*$ 和 $Q_{pvi}^*$ 表示为:

$$P_{pvi}^* = \frac{P_{pvi}}{P_{pvi,\max}} \quad (8)$$

$$Q_{pvi}^* = \frac{Q_{pvi}}{\sqrt{S_{pvi}^2 - P_{pvi}^2}} \quad (9)$$

式中 $P_{pvi,\max}$ 为该PV的最大有功出力。

在源荷预测/历史的功率数据上通过设置随机功率波动生成多功率波动场景,针对多功率波动场景,分别进行潮流计算和最优潮流计算,计算过程可采用串联或并行执行方式,以此得到每个PV的调压样本数据集,表达为 $[V_{pvi}, P_{pvi}^* | Q_{pvi}^*]$ , $i=1, 2, \dots, N$ 表示PV节点数, $V_{pvi}$ 、 $P_{pvi}^*$ 和 $Q_{pvi}^*$ 表示针对多功率场景下得到的向量数据。

### 3 知识-数据融合驱动的光伏电压控制器设计、参数优化及分散式控制

#### 3.1 基于支路潮流 PV 节点电压/无功调控知识

本节通过含 PV 的简单支路系统,如图 2 所示,分析 PV 节点电压状态、有功出力水平与其无功调控之间的逻辑关系,明确 PV 节点电压/无功调控知识。图 2 中,节点 A 为电压恒定节点  $V_A=1.0$  pu,节点 B 为含 PV 和负荷的接入节点,  $P_{B,g}$  和  $Q_{B,g}$  为 PV 注入的有功和无功,  $P_{B,l}$  和  $Q_{B,l}$  为负荷的有功和无功,支路阻抗为  $Z=R+jX$ ,节点 B 的净功率表达为  $S_{net}=P_{net}+jQ_{net}=(P_{B,g}-P_{B,l})+j(Q_{B,g}-Q_{B,l})$ 。

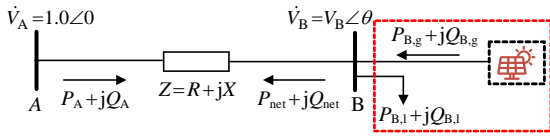


图 2 含 PV 接入的简单支路系统

Fig. 2 Simple branch system with PV integration

节点 A 与 B 的电压关系可以表示为

$$\dot{V}_A + \frac{P_{net} - jQ_{net}}{V_B^*} (R + jX) = \dot{V}_B \quad (10)$$

式(10)整理消除电压相位,得到关于  $V_B^2$  的表达式为

$$(V_B^2)^2 - V_B^2(2P_{net}R + 2Q_{net}X + V_A^2) + Z^2(P_{net}^2 + Q_{net}^2) = 0 \quad (11)$$

求解可得  $V_B$  为

$$V_B = \left[ \frac{V_A^2}{2} + P_{net}R + Q_{net}X + \sqrt{(P_{net}R + Q_{net}X + \frac{V_A^2}{2})^2 - Z^2 S_{net}^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

同样,整理式(11)可得关于  $Q_{net}$  的表达式:

$$Z^2 Q_{net}^2 - 2V_B^2 X Q_{net} + V_B^4 - 2P_{net} R V_B^2 - V_A^2 V_B^2 + Z^2 P_{net}^2 = 0 \quad (13)$$

求解可得:

$$Q_{net} = \frac{X V_B^2}{Z^2} - \sqrt{\frac{X^2 V_B^4}{Z^4} - \frac{V_B^4 - 2P_{net} R V_B^2 - V_A^2 V_B^2 + Z^2 P_{net}^2}{Z^2}} \quad (14)$$

式(12)表示  $V_B$  为关于  $P_{net}$  的非线性函数,当 PV 无功不参与调节而保持为零时(定功率因数 1.0),负荷无功为  $-0.6$  pu,  $Z=0.127+j0.105$  pu,求解式(12)可得  $V_B$  与  $P_{net}$  的关系曲线,如图 3 所示。 $P_{net} \uparrow$  导致  $V_B \uparrow$ ,  $P_{net} \downarrow$  引起  $V_B \downarrow$ ,  $P_{net} > 0$  对应节点 B 向 A

功率倒送场景,功率倒送程度越高,  $V_B$  抬升越高;  $P_{net} < 0$  对应节点 A 向 B 的功率传输场景,  $P_{net}$  越小(负荷水平越高),  $V_B$  下降越大,故  $P_{net}$  大幅快速变化易引起  $V_B$  双向频繁越限问题。

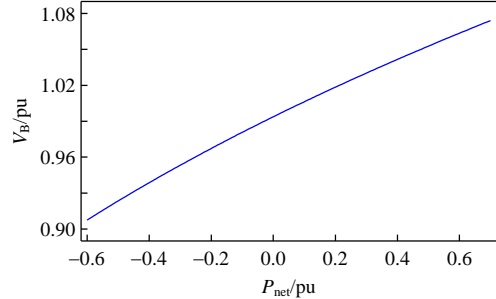


图 3  $V_B$  随  $P_{net}$  变化的特性

Fig. 3 Characteristics of  $V_B$  along with  $P_{net}$  variation

为确保  $P_{net}$  变化  $\rightarrow V_B$  变化过程中,  $V_B$  保持在安全范围内,需合理调节无功予以控制。假设  $V_B$  控制为额定电压( $V_B=1.0$  pu),通过式(14)可到  $P_{net}$  变化时所需调控的  $Q_{net}$ ,如图 4 中红色曲线所示,图中蓝色曲线表示随着  $P_{net}$  持续增大但未进行无功调控时的电压。由图 4 可知,  $P_{net} \uparrow$  引起  $V_B \uparrow$  时,为维持  $V_B=1.0$  pu,可通过  $Q_{net} \downarrow$  控制,即  $(P_{net} \uparrow, V_B \uparrow) \rightarrow Q_{net} \downarrow \rightarrow V_B=1.0$  pu;  $P_{net} \downarrow$  导致  $V_B \downarrow$  时,可通过  $Q_{net} \uparrow$  控制使得  $V_B=1.0$  pu,即  $(P_{net} \downarrow, V_B \downarrow) \rightarrow Q_{net} \uparrow \rightarrow V_B=1.0$  pu。上述逻辑关系推广描述为:当节点 PV 出力水平高而引起电压抬升时,可通过 PV 逆变器吸收更多无功来抑制电压越上限;当节点 PV 出力水平低、负荷水平高而导致电压降落时,可通过 PV 逆变器发出更多无功来防止电压越下限。

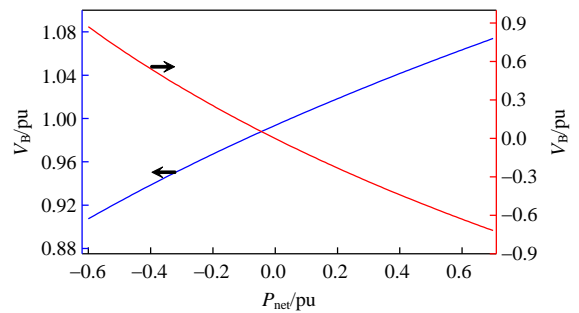


图 4  $P_{net}$  变化下维持  $V_B=1.0$  时的  $Q_{net}$  控制结果

Fig. 4  $Q_{net}$  control result with  $V_B=1.0$  and  $P_{net}$  variation

#### 3.2 基于知识-数据融合的 PV 电压控制器设计

模糊逻辑控制作为一种智能控制能够方便引入领域知识,无需被控系统的精确模型及参数,可有效适用于非线性环境,具有优异的控制鲁棒性和适应性<sup>[29-30]</sup>。本文基于模糊控制理论,设计了以 PV

节点电压  $V_{pv}$  和 PV 出力  $P_{pv}^*$  为输入, PV 无功  $Q_{pv}^*$  为输出的智能化 PV 电压控制器, 相较 PV 传统  $Q-V$  下垂控制的单输入-单输出结构, 该控制器能够同时响应 PV 出力和 PV 节点电压进行 PV 无功控制。所设计的基于知识-数据融合的 PV 电压控制器结构, 如图 5 所示, 将 PV 电压/无功调控知识通过 If-Then 的推理规则融入至控制过程中, 增强 PV 电压控制器对就地电压越限自治控制能力, 同时利用调压样本数据集  $[V_{pv}, P_{pv}^* | Q_{pv}^*]$ , 提出基于数据驱动梯度下降算法对控制器进行训练, 优化调整控制器参数, 提升控制器面向网损优化的控制性能。

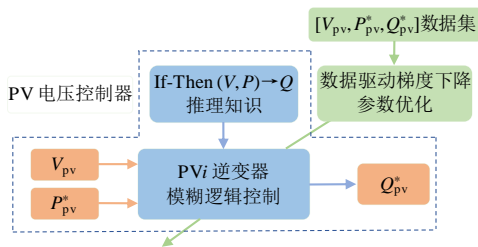


图 5 PV 电压控制器结构

Fig. 5 Structure of PV voltage controller

PV 逆变器模糊逻辑控制是所设计控制器的核心, 包括模糊化、模糊推理规则和解模糊。在模糊化方面, 本文采用具备可微性的高斯函数作为隶属度函数, 如图 6 所示。对于两个输入量  $V_{pv}$  和  $P_{pv}^*$  均定义了 5 个语言值的模糊集: Z、S、M、B 和 L, 分别对应零、小、中、大和更大, 依次表示  $V_{pv}$  和  $P_{pv}^*$  分别在数域  $[0.92 \ 1.08]$  和  $[0 \ 1]$  范围内由小到

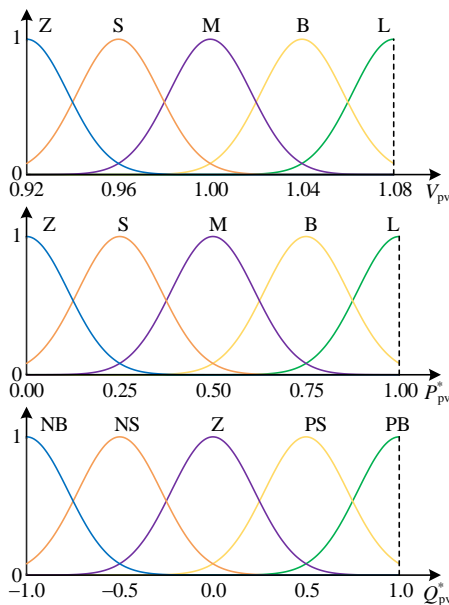


图 6 输入输出变量隶属度函数

Fig. 6 Membership functions of input-output variables

大的程度; 输出量  $Q_{pv}^*$  同样定义了 5 个语言值的模糊集: NB、NS、Z、PS 和 PB, 分别对应负大, 负小, 零, 正小和正大, 数域范围为  $[-1 \ 1]$ , 其中正、负分别表示 PV 发出无功和吸收无功, 例如, 正大和负大分别表示在数域内发出和吸收大量无功。

由 3.1 节中 PV 节点电压、有功与其输出无功响的逻辑作用关系, 构建基于 If-Then 形式  $(V_{pv}, P_{pv}^*) \rightarrow Q_{pv}^*$  的数据的知识推理规则。推理规则建立的基本原则为: 1) PV 节点电压越高且 PV 有功出力越大, 此时 PV 应更多减少无功出力, 甚至吸收无功, 以抑制节点电压越上限; 2) PV 节点电压水平越低且 PV 出力越小, 甚至零出力时, 此时 PV 应更多增加无功出力, 向电网注入无功功率, 以防止节点电压越下限。基于该两条原则, 结合输入和输出变量的语言值数目, 得到  $5 \times 5 = 25$  条知识推理规则(R1,R2,...,R25), 如表 1 所示, 通过该推理规则以控制电压运行在安全范围内。以表中第一条规则 R1 为例, 描述为: If  $V_{pv}$  为 Z 且  $P_{pv}^*$  为 Z, Then  $Q_{pv}^*$  为 PB。

表 1 基本推理规则(Rule:  $\rightarrow Q_{pv}^*$ )

Table 1 Inference rule base (Rule:  $\rightarrow Q_{pv}^*$ )

$P_{pv}^*$	$V_{pv}$				
	Z	S	M	B	L
Z	R1: $\rightarrow$ PB	R6: $\rightarrow$ PB	R11: $\rightarrow$ PS	R16: $\rightarrow$ Z	R21: $\rightarrow$ NS
S	R2: $\rightarrow$ PB	R7: $\rightarrow$ PS	R12: $\rightarrow$ PS	R17: $\rightarrow$ Z	R22: $\rightarrow$ NS
M	R3: $\rightarrow$ PB	R8: $\rightarrow$ PS	R13: $\rightarrow$ Z	R18: $\rightarrow$ NS	R23: $\rightarrow$ NS
B	R4: $\rightarrow$ PS	R9: $\rightarrow$ Z	R14: $\rightarrow$ Z	R19: $\rightarrow$ NS	R24: $\rightarrow$ NB
L	R5: $\rightarrow$ PS	R10: $\rightarrow$ Z	R15: $\rightarrow$ Z	R20: $\rightarrow$ NB	R25: $\rightarrow$ NB

解模糊通过将模糊量转化为精确量以作用到被控对象, 模糊量由模糊推理规则基于 Mamdani<sup>[31]</sup> 算法实现, 并采用中心平均法去模糊得到输出量的精确值。控制器输出精确解  $Q_{pv}^*$  表示为

$$f(x_1, x_2) = \frac{\sum_{l=1}^{25} \bar{y}^l \{ \prod_{i=1}^2 \exp(-[(x_i - \bar{x}_i^l) / \sigma_i^l]^2) \}}{\sum_{l=1}^{25} \{ \prod_{i=1}^2 \exp(-[(x_i - \bar{x}_i^l) / \sigma_i^l]^2) \}} \quad (15)$$

式中:  $x_1$  和  $x_2$  分别为输入量  $V_{pv}$  和  $P_{pv}^*$ ;  $\bar{y}^l$  为推理规则  $R_l$  所对应输出的高斯隶属度函数中心值;  $\bar{x}_i^l$  和  $\sigma_i^l$  分别为推理规则  $R_l$  中第  $i$  个输入量的高斯隶属度函数的中心值和宽度。

结合式(15), 所设计的控制器中包括的参数有: 输入量隶属度函数中的中心值和宽度和输出量隶属度函数中的中心值, 对于每个控制器共有  $5 \times 2 +$

$5 \times 2 + 5 = 25$  个参数, 该控制器参数对控制效果具有直接影响, 需合理选择控制器参数以获取更优的控制效果, 本文下文将结合样本数据, 基于数据驱动的学习机制, 利用梯度下降算法对所设计的控制器进行参数优化。

### 3.3 基于数据驱动的 PV 电压控制器参数优化

通过优化调整 PV 控制器参数, 提升 PV 电压控制器面向全局的优化控制性能, 利用所构建的 PV 调压数据集  $[V_{pv}, P_{pv}^* | Q_{pv}^*]$ , 对控制器进行参数训练学习, 具体参数优化调整方法如下。

针对 PV 电压控制器, 建立损失函数为

$$\mathcal{L} = \frac{1}{W} \sum_{k=1}^W (f_k(x_{1,k}, x_{2,k}) - y_k)^2 \quad (16)$$

式中:  $W$  为训练样本数目;  $x_{1,k}$ 、 $x_{2,k}$  和  $y_k$  分别为第  $k$  个样本数据中的  $V_{pv}$ 、 $P_{pv}^*$  和  $Q_{pv}^*$ ;  $f_k(x_{1,k}, x_{2,k})$  表示控制器的输出量。

沿  $\mathcal{L}$  对控制器参数梯度方向, 更新控制器参数, 可降低损失函数, 获取更优控制效果, 为此需首先推导出  $\mathcal{L}$  对控制器参数  $\bar{y}^l$ 、 $\bar{x}_i^l$  和  $\sigma_i^l$  梯度表达式。综合式(15)、(16), 作如式(17)、(18)相关变量的定义, 然后推导出相关梯度表达式, 如式(19)—(21)所示。

$$\bar{z}_k^l = \prod_{i=1}^2 \exp\left(-\frac{x_i(k) - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2 \quad (17)$$

$$\begin{cases} a_k = \sum_{l=1}^{25} \bar{y}^l \bar{z}_k^l \\ b_k = \sum_{l=z}^{25} \bar{z}_k^l \\ f_k(x_{1,k}, x_{2,k}) = \frac{a_k}{b_k} \end{cases} \quad (18)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^l} = \frac{2}{W} \sum_{k=1}^W \frac{1}{b_k} (f_k - y_k) \bar{z}_k^l \quad (19)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_i^l} = \frac{2}{W} \sum_{k=1}^W \frac{(f_k - y_k)(\bar{y}^l - f_k)}{b_k} \bar{z}_k^l \frac{2(x_{i,k} - \bar{x}_i^l)}{\sigma_i^{l2}} \quad (20)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_i^l} = \frac{2}{W} \sum_{k=1}^W \frac{(f_k - y_k)(\bar{y}^l - f_k)}{b_k} \bar{z}_k^l \frac{2(x_{i,k} - \bar{x}_i^l)^2}{\sigma_i^{l3}} \quad (21)$$

输入变量  $x_1$  和  $x_2$  各包括 5 个自然语言值 {Z, S, M, B, L}, 均对应 5 个隶属度函数,  $\bar{x}_{1j}$ 、 $\sigma_{1j}$  和  $\bar{x}_{2j}$ 、 $\sigma_{2j}$  分别表示输入量  $V_{pv}$  和  $P_{pv}^*$  中第  $j$  个隶属度函数的中心值和宽度。设推理规则中输入量  $V_{pv}$  为第  $j$  个自然语言值(对应其第  $j$  个隶属度函数)的规则集

合为  $\Phi_j$ , 推理规则中输入量  $P_{pv}^*$  为第  $h$  个自然语言值的规则集合为  $\Psi_h$ 。输出量  $Q_{pv}^*$  的 5 个自然语言值 {NB, NS, Z, PS, PB}, 同样对应 5 个隶属度函数, 因采用中心平均法去模糊, 仅需调整输出隶属度函数的中心值, 设  $\bar{y}_g$  表示  $Q_{pv}^*$  中第  $g$  个隶属度函数的中心值, 推理规则中输出量为第  $g$  个自然语言值的规则集合为  $\Omega_g$ 。进而, 通过梯度下降算法, 各隶属度函数参数的迭代更新公式, 可表达为:

$$\bar{x}_{1j}(m+1) = \bar{x}_{1j}(m) - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_{1j}} = \bar{x}_{1j}(m) - \alpha \sum_{l \in \Phi_j} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^l} \quad (22)$$

$$\sigma_{1j}(m+1) = \sigma_{1j}(m) - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_{1j}} = \sigma_{1j}(m) - \alpha \sum_{l \in \Phi_j} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^l} \quad (23)$$

$$\bar{x}_{2h}(m+1) = \bar{x}_{2h}(m) - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_{2h}} = \bar{x}_{2h}(m) - \alpha \sum_{l \in \Psi_h} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_2^l} \quad (24)$$

$$\sigma_{2h}(m+1) = \sigma_{2h}(m) - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_{2h}} = \sigma_{2h}(m) - \alpha \sum_{l \in \Psi_h} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_2^l} \quad (25)$$

$$\bar{y}_g(m+1) = \bar{y}_g(m) - \alpha \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}_g} = \bar{y}_g(m) - \alpha \sum_{l \in \Omega_g} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^l} \quad (26)$$

式中:  $m$  为参数迭代过程中的迭代次数;  $\alpha$  为学习率;  $j$ 、 $h$  和  $g$  均取 1, 2, ..., 5。

以更新输入量  $V_{pv}$  中 Z 语言值(第 1 个语言值)对应的隶属度函数中参数  $\bar{x}_{11}$  和  $\sigma_{11}$  为例, 推理规则中包含  $V_{pv}$  为 Z 语言值的规则为 R1—R5, 则  $\bar{x}_{11}$  和  $\sigma_{11}$  迭代更新公式为:

$$\bar{x}_{11}(m+1) = \bar{x}_{11}(m) - \alpha \left( \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^1} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^2} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^3} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^4} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{x}_1^5} \right) \quad (27)$$

$$\sigma_{11}(m+1) = \sigma_{11}(m) - \alpha \left( \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^1} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^2} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^3} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^4} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \sigma_1^5} \right) \quad (28)$$

以更新输出量  $Q_{pv}^*$  中 PB 语言值(第 5 个语言值)对应的隶属度函数参数  $\bar{y}_5$  为例, 推理规则中包含  $Q_{pv}^*$  为 PB 语言值的为 R1、R2、R3 和 R6, 更新公式为

$$\bar{y}_5(m+1) = \bar{y}_5(m) - \alpha \left( \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^1} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^2} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^3} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{y}^6} \right) \quad (29)$$

基于样本数据, 通过式(22)—(26)对控制器参数进行迭代更新, 各 PV 电压控制器参数训练更新过程, 可并行实现, 最终获取控制器优化参数, 提升电压控制器面向全局优化的控制性能, 避免控制器参数因主观设置而导致控制效果差的问题。

### 3.4 PV 电压控制器分散式在线自适应控制

经数据驱动方法优化训练后的各 PV 电压控制

器，部署于配电网各分布式 PV 站点，以构成基于 PV 电压控制器的分散式在线电压自适应控制策略，其结构如图 1 中③部分所示。根据配电网在线潮流状态，各 PV 电压控制器分散执行电压/无功控制动作，无需相互之间通信，能够响应各自节点电压和有功出力状态，进行自适应快速无功决策，因各控制器均基于样本数据集面向全局优化控制性能提升而优化整定了控制器参数，使得分散式控制在自治电压控制的基础上，又具备全局网损优化控制性能，能够更好地适应频繁功率波动情况下配电网运行过程中的电压安全性和经济性的控制需求。

### 4 算例分析

#### 4.1 算例系统介绍

以含分布式 PV 接入的 IEEE 33 节点配电系统为算例，验证本文所提方法及策略的有效性，系统结构如图 7 所示，PV 安装于节点 7、11、18、27、30 和 33，安装容量分别为 1.40、1.10、1.00、1.40、1.10 和 1.10 MVA，系统基准电压为 12.66 kV，首端 1 节点电压为 1.0 pu，节点电压的安全范围设定为 [0.97 1.03]pu。PV 和负荷的基础功率波动数据参考比利时地区 2023 年 6 月 6 日的功率数据<sup>[32-33]</sup>进行设置，功率数据点间隔 5 min，日内功率波动如图 8 所示，由图可知，在 PV 出力大发时，总 PV 出力

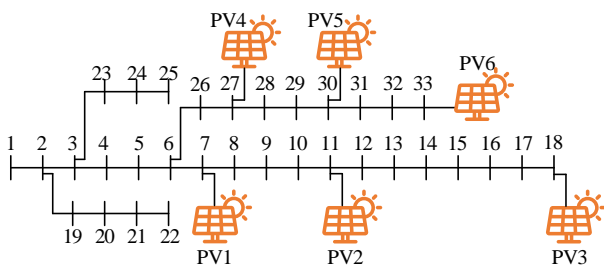


图 7 含光伏接入的 IEEE 33 节点配电系统

Fig. 7 IEEE 33 distribution system with PV connection

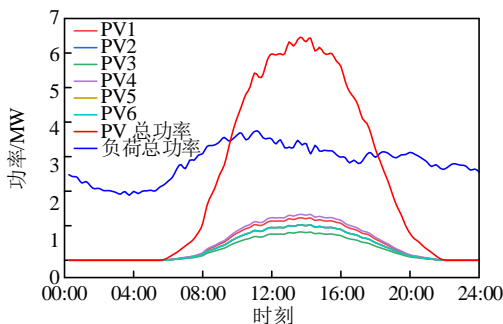


图 8 系统总负荷和 PV 功率

Fig. 8 Power of total load and PV

大于负荷功率需求，存在功率倒送问题。在构建 PV 调压样本数据集时，基于该基础功率数据，进一步设置了 ±10% 的随机功率波动，模拟了 10 天功率波动场景下的配电网运行状态，即 288 × 10 = 2 880 个潮流断面，针对该 2 880 个潮流断面进行潮流和最优潮流计算，来构建 PV 调压样本数据集。本文所涉及的方法和策略均基于 Matlab R2023a 平台进行编程和仿真实现。

#### 4.2 PV 调压样本数据及 PV 控制器参数优化

##### 4.2.1 PV 调压样本数据

首先针对生成的 2 880 个功率波动场景，进行潮流计算以得到 PV 无功未控制时的  $V_{pv}$  和  $P_{pv}^*$  作为样本数据的输入量。以基础功率波动场景为例，潮流计算时各 PV 节点电压，如图 9 所示，整体来看，PV 节点在日内运行过程中存在较为严重的电压越上限和越下限问题，PV 出力较大且负荷相对低时，容易引起电压越上限，PV 出力较低且负荷较大时，易出现电压越下限问题。

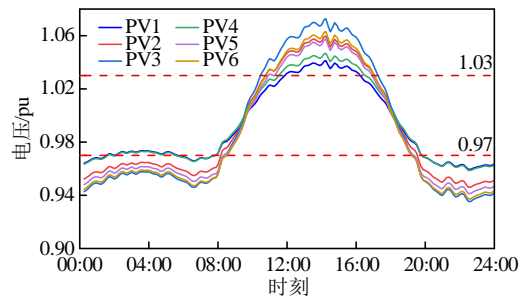
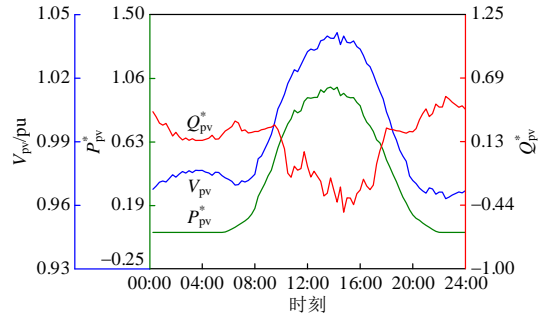


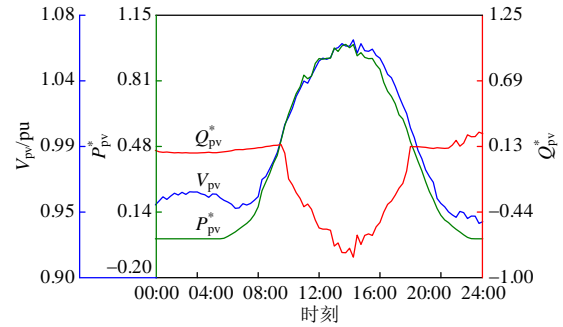
图 9 潮流计算时(无控制)PV 节点电压

Fig. 9 PV voltages based on power flow (without control)

求解式(1)—(7)构成的最优潮流模型，得到不同潮流断面、不同时刻下各 PV 最优无功决策值  $Q_{pv}^*$  作为样本数据的输出量。针对基础功率波动场景，得到的  $(V_{pv}, P_{pv}^*) \rightarrow Q_{pv}^*$  的数据关系如图 10 所示。由图可知，PV1、PV2、PV3、PV5 和 PV6 样本数据的输入量  $(V_{pv}, P_{pv}^*)$  到输出量  $Q_{pv}^*$  的相关性，基本上可响应 3.1 和 3.2 节中 PV 节点电压、有功的输入状态和无功决策输出间的作用关系，即整体上满足  $(V_{pv} \uparrow, P_{pv}^* \uparrow) \rightarrow Q_{pv}^* \downarrow$  和  $(V_{pv} \downarrow, P_{pv}^* \downarrow) \rightarrow Q_{pv}^* \uparrow$  的规律，但 PV4 样本数据的输入-输出关系并不符合上述特征。综上，样本数据中  $Q_{pv}^*$  的获取是在满足电压安全要求下面向配电网整体网损优化得到的，而 3.1 节中调压控制知识是建立在就地电压控制基础上的，侧重于就地电压越限控制。因此，所构建的 PV 调压样本数据具有全局优化属性，基于该样本



(a) PV1



(f) PV6

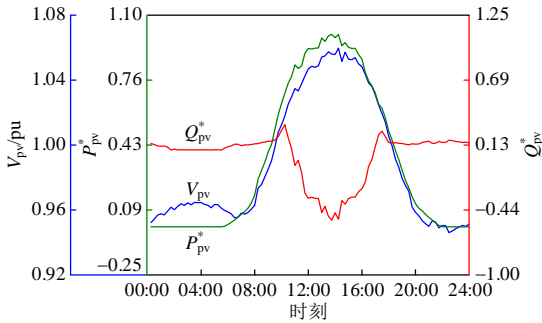
图 10 样本数据输入-输出量相关关系

Fig. 10 Correlation of input-output sample data

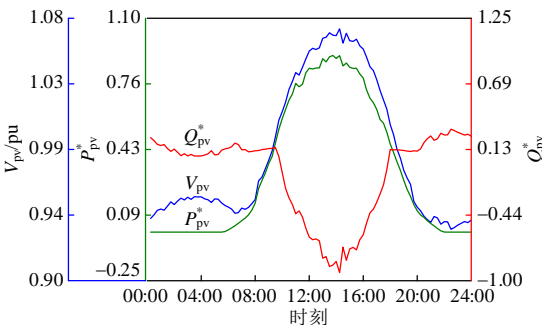
数据优化调整控制器参数，可提升分散控制器动作的全局优化控制性能。

#### 4.2.2 PV 控制器参数优化

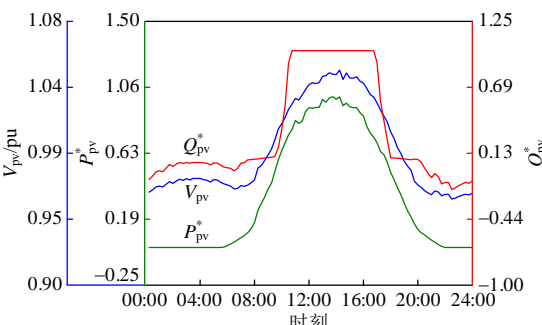
基于构建的 PV 调压样本数据，采用梯度下降算法并行对各 PV 电压控制器进行离线训练，以优化整定控制器参数，学习率  $\alpha$  为 0.000 1，各 PV 电压控制器损失函数随着迭代次数增加的变化结果，如图 11 所示，损失函数初始迭代步数内快速下降，经过约 1500 次迭代，各 PV 电压控制器的损失函数趋于收敛，最终得到各控制器参数的优化值。



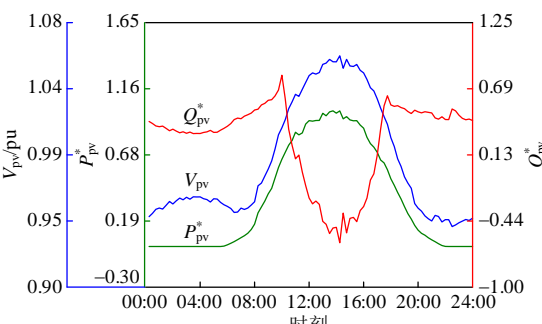
(b) PV2



(c) PV3



(d) PV4



(e) PV5

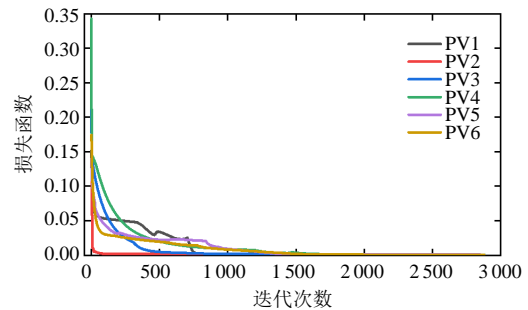


图 11 PV 电压控制器训练过程中的损失函数

Fig. 11 Loss functions in training process of PV controller

经参数优化调整后，各 PV 控制器的输入( $V_{pv}$ ,  $P_{pv}^*$ )到输出  $Q_{pv}^*$  所张成的空间控制曲面，如图 12 所示。PV1、PV2、PV3、PV5 和 PV6 的控制曲面基本符合基于支路潮流的 PV 节点电压/无功调控知识及相应的输入-输出推理规则，但曲面形式上仍有差异，而 PV4 的控制曲面与初始的推理规则关系具有较大不同，上述曲面特性与图 10 中样本数据输入-输出相关关系具有一致性。综上，PV 电压控制器中所嵌入的知识推理主要响应于就地电压安全控制，而通过潮流和最优潮流计算获取的调压样本数据进行 PV 电压控制器参数训练，能够间接提升控制器的整体优化控制能力，通过数据修正了部分知

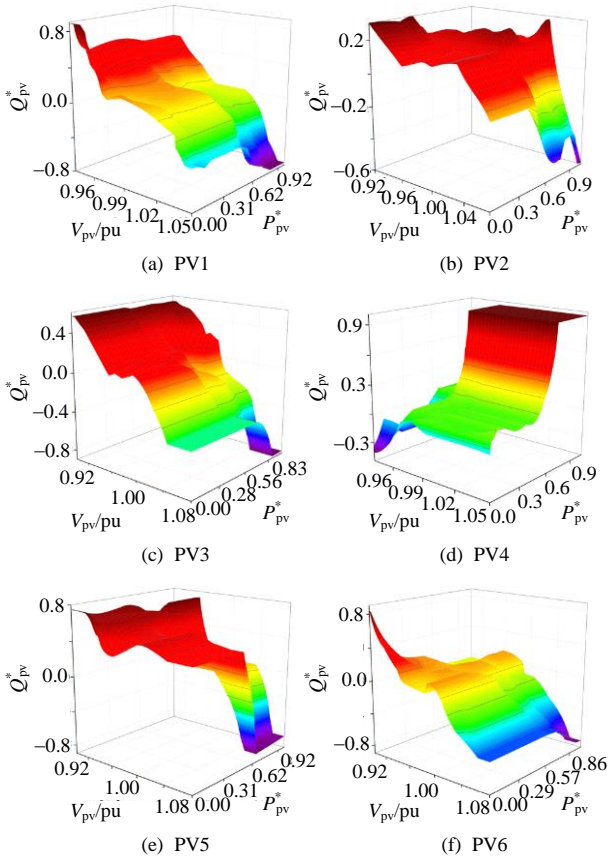


图 12 PV 电压控制器的控制曲面

Fig. 12 Control surface of PV voltage controller

识的局限性, 实现知识-数据融合的 PV 电压控制器设计与优化。

### 4.3 控制方法的有效性

基于图 8 的基础功率数据, 设置 ±10% 的随机功率波动, 得到用于测试控制效果的日内功率波动场景, 如图 13 所示, 其所对应的无控制时的 PV 节点电压, 如图 14 所示。为充分说明所提控制方法在电压越限控制和网损优化方面的准确性和适用性, 进行多个控制方法之间的对比, 具体描述为:

1) 方法 1: 为完整的本文所提出的离线集中学习-在线分散控制、知识-数据融合驱动的配电网 PV

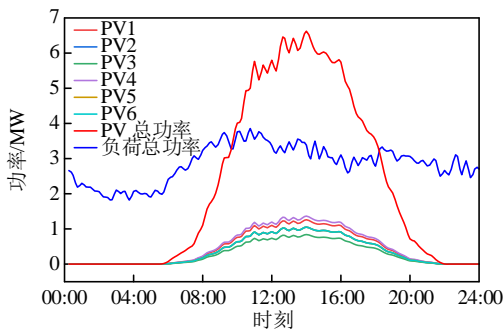


图 13 用于测试的总负荷和 PV 功率

Fig. 13 Power of total load and PV for test

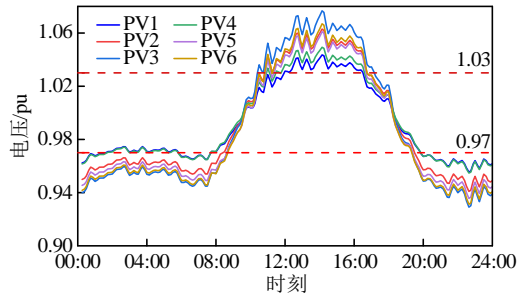


图 14 测试时无控制下的 PV 节点电压

Fig. 14 PV voltage without control in the test

逆变器电压/无功优化自适应控制方法。

2) 方法 2: 为基于模型驱动的集中式电压/无功最优潮流的控制方法, 即为求解式(1)—(7)中构成的网损优化模型, 得到的 PV 无功控制方法。

3) 方法 3: 为基于 PV 的 Q-V 下垂曲线<sup>[19]</sup>的分散式控制方法, 在 Q-V 下垂曲线中电压控制死区为 [0.97 1.03]pu, 无功调控饱和时电压阈值分别为 0.9 和 1.1 pu, 各 PV 就地进行 Q-V 下垂控制。

4) 方法 4: 为数据驱动的 PV 分散式电压/无功控制方法, 即在本文控制结构下, 获取 PV 调压样本数据后, 直接利用神经网络拟合样本数据, 得到基于神经网络的 PV 电压控制器, 进行 PV 无功控制。

5) 方法 5: 为知识驱动的 PV 分散式电压/无功控制方法, 即为本文基于模糊控制设计的 PV 电压控制器中, 仅将 PV 电压/无功调控知识嵌入至推理规则中, 隶属度函数进行数域内等间距对称划分, 而无数据驱动的参数更新, 基于该控制器进行的 PV 无功控制。

配电网参数准确情况下, 方法 2 基于最优潮流的集中式电压/无功优化控制, 在不考虑求解时效和复杂度情况下, 其控制结果具有全局最优性, 将其视为控制效果的对比标准。本文所提控制方法实施后, 各节点电压随时间分布如图 15 所示, 原有电

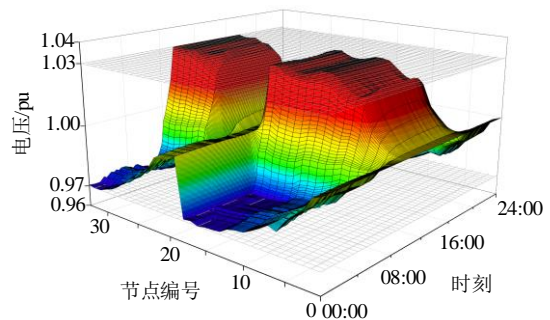


图 15 方法 1 实施后电压分布

Fig. 15 Voltage profile with method 1

压越限问题得到了有效解决，节点电压均被控制在 [0.97 1.03]pu 内。

图 16—20 给出了在不同控制方法下的 PV 节点电压，方法 1、2 和方法 5 能够将 PV 节点电压控制在要求范围内，方法 2 在满足电压安全要求下为实现网损优化，在控制过程中的一些时段内将部分 PV 节点电压控制至 0.97 pu，在另一些时段将其控制至 1.03 pu，以最优化降低网损；基于知识驱动的控制方法 5，因所嵌入的电压调控推理知识主要面向电压越限控制，因此，其电压越限校正的控制能力最强，控制后 PV 节点电压距电压越限仍具有可靠裕度；基于知识与数据融合驱动的方法 1，控制效果接近于方法 2，但其控制后的 PV 节点电压相较方法 2 中的对应时段并未控制到其阈值边界上，

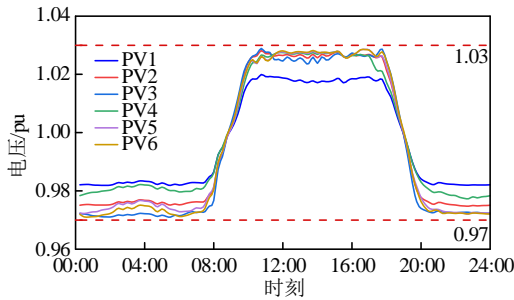


图 16 方法 1 控制下 PV 节点电压  
Fig. 16 PV voltage with method 1

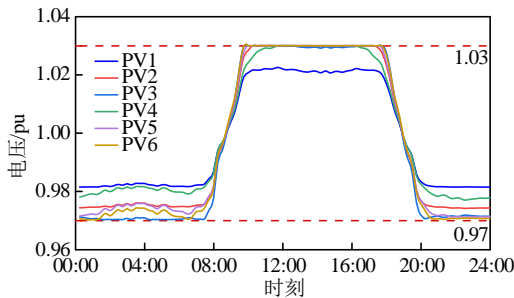


图 17 方法 2 控制时 PV 节点电压  
Fig. 17 PV voltage with method 2

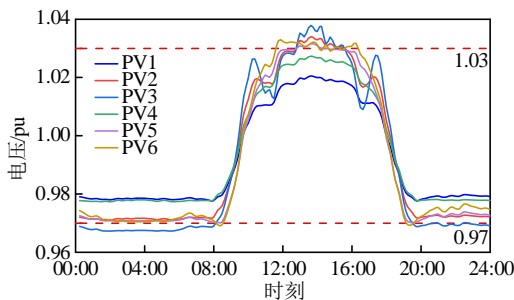


图 18 方法 3 控制时 PV 节点电压  
Fig. 18 PV voltage with method 3

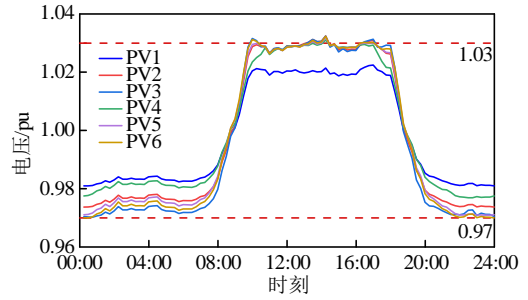


图 19 方法 4 控制时 PV 节点电压  
Fig. 19 PV voltage with method 4

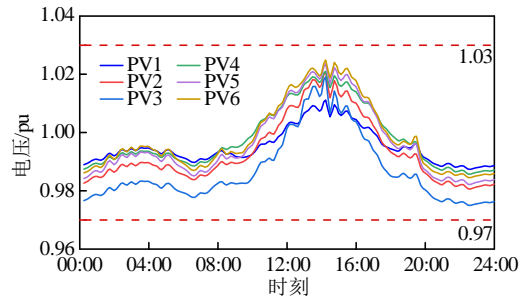


图 20 方法 5 控制时 PV 节点电压  
Fig. 20 PV voltage with method 5

对电压越限控制更具优势。方法 3 和 4 控制后仍存在节点电压越限情况，方法 3 中电压越限问题更为突出，而方法 4 虽与方法 2 的电压控制效果相近，但存在相应的电压越上限问题。

全天 288 个潮流断面的总网损，如图 21 所示。方法 1 和 2 在满足电压安全控制要求下，网损最小，方法 1 下的网损为 40.131 MW，与方法 2 下的网损 40.066 MW 较为一致，方法 3 和 4 实施下存在电压越限问题，其网损分别为 42.638 和 42.101 MW，方法 5 更多面向电压越限控制而缺乏全局优化性能，虽然电压控制满足安全要求，但其网损最大，为 49.771 MW，未实施控制下的网损为 43.148 MW。本文所提方法在控制效果上与集中控制下的方法 2 最为接近，在满足电压安全要求下，有效降低了系

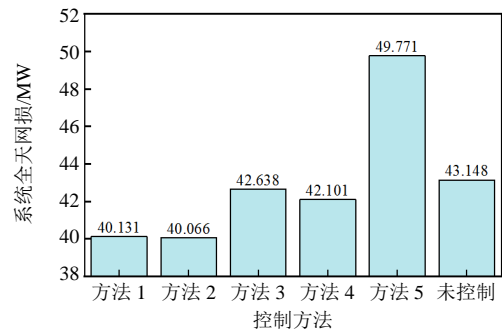


图 21 不同控制方式下系统网损  
Fig. 21 Network loss with different control methods

统网损。综上，本文提出的知识-数据融合驱动电压优化控制方法在结合调压控制知识基础上，有效利用了数据驱动的学习能力，综合提升了电压越限控制和全局网损优化性能。

#### 4.4 控制方法对模型参数的鲁棒性

通常因为环境气候、元件老化和更新不及等因素而导致配网调控中心仿真模型参数与实际配电网元件参数不一致。考虑支路阻抗参数增大对电压偏移量和网损增加影响最为突出，电压控制和网损优化难度更高，为充分说明本文所提控制方法在应对模型参数不准确时的控制效果，假设实际配电网支路阻抗参数较仿真模型参数分别增大 5%、10% 和 15%，方法 1 和 2 控制下节点电压分别如图 22、23 所示。方法 2 基于模型驱动的最优潮流的电压优化控制因对模型参数的准确性要求高，当假设实际配电网阻抗参数增大时，方法 2(基于配网调控中心仿真模型)下所决策的无功控制会导致电压越上下

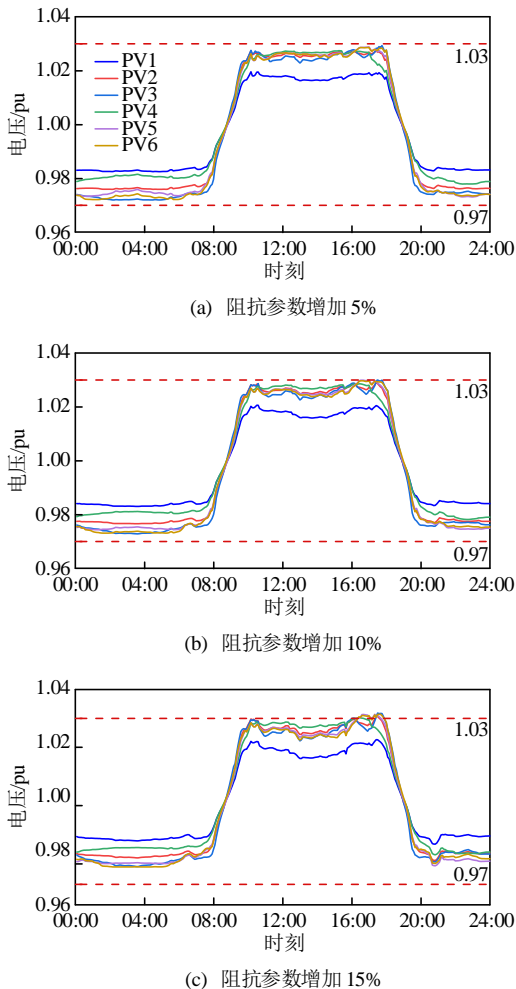


图 22 方法 1 控制时阻抗参数增加时 PV 节点电压  
Fig. 22 PV voltage considering impedance increase with method 1

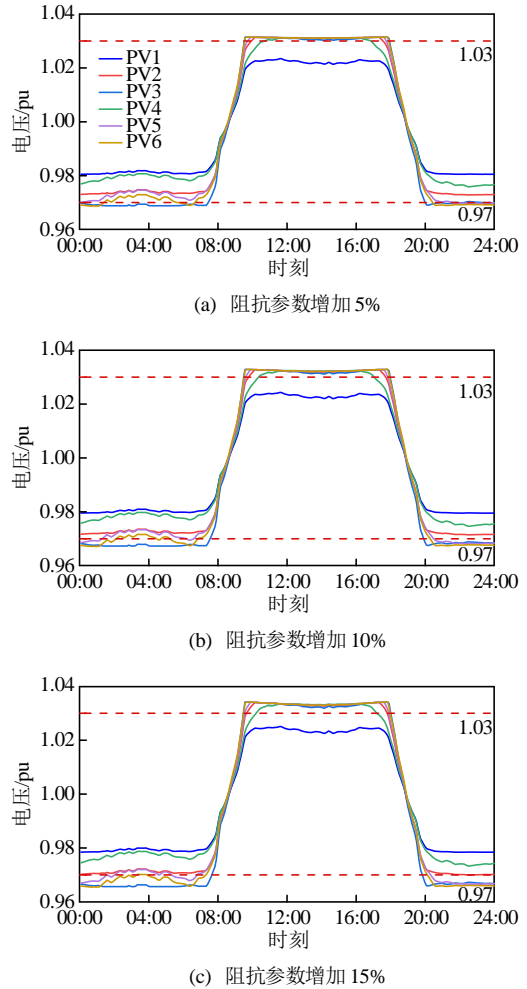


图 23 方法 2 控制时阻抗参数增加时 PV 节点电压  
Fig. 23 PV voltage considering impedance increase with method 2

限问题愈发突出，控制策略难以匹配实际配电网电压控制要求；相较之下，方法 1 在阻抗参数增大 5% 和 10% 时均未出现电压越限问题，当阻抗参数增大 15% 时出现轻微电压越上限情况，表现出了对模型参数不准确的控制鲁棒性，更适用于实际配电网的运行控制。

表 2 进一步展示了阻抗参数变化时不同控制方法实施下的电压偏差、电压最大值、电压最小值和总网损，电压偏差计算公式如式(30)所示。方法 1 仅在阻抗参数增大 15% 时，会产生轻微电压偏差，网损为除方法 2 外最小，方法 2 的电压偏差最大，对模型参数误差的鲁棒性差，方法 3 和 4 均产生电压偏差，网损也相较方法 1 更大，方法 5 电压偏差控制效果最好，电压偏差均为零，但其控制作用下的网损显著增大。综合而言，基于知识-数据融合驱动的方法 1 在应对模型参数不准确时，兼顾电压越限控制和网损优化控制上更具优势。

表 2 阻抗参数变化控制效果

阻抗参数	控制方法	电压偏差/pu	电压最大值/pu	电压最小值/pu	总网损/MW
增大 5%	方法 1	0.000	1.029	0.971	44.359
	方法 2	1.128	1.031	0.968	40.832
	方法 3	2.315	1.037	0.969	44.857
	方法 4	0.067	1.031	0.969	44.537
	方法 5	0.000	1.025	0.977	62.564
增大 10%	方法 1	0.000	1.029	0.973	46.867
	方法 2	4.669	1.033	0.968	42.719
	方法 3	3.099	1.036	0.969	48.816
	方法 4	0.109	1.031	0.975	47.462
	方法 5	0.000	1.026	0.979	66.527
增大 15%	方法 1	0.102	1.031	0.974	50.607
	方法 2	8.561	1.034	0.965	44.603
	方法 3	2.735	1.034	0.969	53.259
	方法 4	0.211	1.032	0.973	51.761
	方法 5	0.000	1.026	0.977	70.761

$$\Delta V = \sum_{t=1}^{288} \sum_{i=1}^{33} (\max(0, V_{i,t} - V_{i,\max}) + \max(0, V_{i,\min} - V_{i,t})) \quad (30)$$

式中  $V_{i,t}$  为  $i$  节点第  $t$  个时刻断面下的电压。

## 5 结论

针对高渗透 PV 接入配电网导致的频繁电压越限和网损增大的问题，本文提出一种离线集中学习-在线分散控制、知识-数据融合驱动的配电网 PV 逆变器电压/无功优化自适应控制方法，得出的主要结论如下：

1) 所设计的 PV 电压控制器能够有效融入电压/无功调控知识，增强控制器电压越限控制的可靠性，同时又能基于数据驱动方式从全局优化调压样本数据中进行学习，提高控制器面向系统的优化控制性能。

2) 所提出的基于 PV 电压控制器分散式在线电压自适应控制方法，能够响应配网状态进行自适应 PV 无功控制，同时兼顾电压越限分散自治和整体网损优化控制，控制效果可媲美集中式电压/无功优化控制效果。

3) 在应对配电网模型参数不准确场景时，相较于其他方法，本文方法融入电压/无功调控知识提升了对电压越限的控制能力，通过数据学习的方式增强了优化性能，在有效降低电压越限偏差的基础上使得系统运行网损更小，具有优异的控制鲁棒性和适应性。

## 参考文献

- [1] 国家能源局. 2024 年一季度光伏发电建设情况 [EB/OL]. [2024-05-06]. [http://www.nea.gov.cn/2024-05/06/c\\_1310773741.htm](http://www.nea.gov.cn/2024-05/06/c_1310773741.htm). National Energy Administration. Photovoltaic power generation construction in the first quarter of 2024 [EB/OL]. [2024-05-06]. [http://www.nea.gov.cn/2024-05/06/c\\_1310773741.htm](http://www.nea.gov.cn/2024-05/06/c_1310773741.htm)(in Chinese).
- [2] 舒印彪, 赵勇, 赵良, 等. “双碳”目标下我国能源电力低碳转型路径[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(5): 1663-1671. SHU Yinbiao, ZHAO Yong, ZHAO Liang, et al. Study on low carbon energy transition path toward carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 1663-1671(in Chinese).
- [3] 余昆, 唐修明, 陈星莺, 等. 高比例分布式光伏接入的配电网过电压责任分摊方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(24): 9535-9545. YU Kun, TANG Xiuming, CHEN Xingying, et al. Allocation method of overvoltage responsibility in distribution network with high proportion distributed photovoltaic[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9535-9545(in Chinese).
- [4] 马钊, 张恒旭, 赵浩然, 等. 双碳目标下配用电系统的新使命和新挑战[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19): 6931-6944. MA Zhao, ZHANG Hengxu, ZHAO Haoran, et al. New mission and challenge of power distribution and consumption system under dual-carbon target[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(19): 6931-6944(in Chinese).
- [5] AGALGAONKAR Y P, PAL B C, JABR R A. Distribution voltage control considering the impact of PV generation on tap changers and autonomous regulators[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1): 182-192.
- [6] 康勇, 林新春, 潘辰, 等. 弱电网下采用 SVC 与 SVG 补偿后新能源并网变换器的功率传输特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(6): 2115-2124. KANG Yong, LIN Xinchun, PAN Chen, et al. Analysis of power transmission characteristics of renewable energy grid-connected converter considering SVC and SVG compensation under weak grid condition[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2115-2124(in Chinese).
- [7] 张波, 高远, 李铁成, 等. 考虑光伏电源可靠性的新能源配电网数据驱动无功电压优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(15): 5934-5946. ZHANG Bo, GAO Yuan, LI Tiecheng, et al. Data-driven voltage/var optimization control of active distribution network considering the reliability of photovoltaic power

- supply[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(15): 5934-5946(in Chinese).
- [8] CAO Di, ZHAO Junbo, HU Weihao, et al. Model-free voltage control of active distribution system with PVs using surrogate model-based deep reinforcement learning[J]. Applied Energy, 2022, 306: 117982.
- [9] VALVERDE G, CUTSEM T V. Model predictive control of voltages in active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4): 2152-2161.
- [10] 董雷, 田爱忠, 于汀, 等. 基于混合整数半定规划的含分布式电源配电网无功优化[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(21): 66-72, 125.  
DONG Lei, TIAN Aizhong, YU Ting, et al. Reactive power optimization of distribution network with distributed power based on mixed integer semi-definite programming[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(21): 66-72, 125(in Chinese).
- [11] 郭清元, 吴杰康, 莫超, 等. 基于混合整数二阶锥规划的新能源配电网电压无功协同优化模型[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(5): 1385-1396.  
GUO Qingyuan, WU Jiekang, MO Chao, et al. A model for multi-objective coordination optimization of voltage and reactive power in distribution networks based on mixed integer second-order cone programming[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(5): 1385-1396(in Chinese).
- [12] 刘洪, 徐正阳, 葛少云, 等. 考虑储能调节的主动配电网有功-无功协调运行与电压控制[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(11): 51-58.  
LIU Hong, XU Zhengyang, GE Shaoyun, et al. Coordinated operation of active-reactive power and voltage control for active distribution network considering regulation of energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(11): 51-58(in Chinese).
- [13] 李培帅, 吴在军, 张错, 等. 主动配电网分布式混合时间尺度无功/电压控制[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 160-168.  
LI Peishuai, WU Zaijun, ZHANG Cuo, et al. Distributed hybrid-timescale voltage/var control in active distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 160-168(in Chinese).
- [14] 张博, 唐巍, 蔡永翔, 等. 基于一致性算法的户用光伏逆变器和储能分布式控制策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2): 86-94.  
ZHANG Bo, TANG Wei, CAI Yongxiang, et al. Distributed control strategy of residential photovoltaic inverter and energy storage based on consensus algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 86-94(in Chinese).
- [15] LI Peishuai, ZHANG Cuo, WU Zaijun, et al. Distributed adaptive robust voltage/var control with network partition in active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(3): 2245-2256.
- [16] ZHAO Mingmin, SHI Qingjiang, CAI Yunlong, et al. Distributed penalty dual decomposition algorithm for optimal power flow in radial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(3): 2176-2189.
- [17] ALAM M J E, MUTTAQI K M, SUTANTO D. A multi-mode control strategy for VAr support by solar PV inverters in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(3): 1316-1326.
- [18] IEEE. IEEE standard for interconnection and interoperability of distributed energy resources with associated electric power systems interfaces: 1547-2018[S]. New York: IEEE, 2018: 1-138.
- [19] VDE. Power generation systems connected to the low voltage distribution network[R]. VDE, 2011().
- [20] 高红均, 刘俊勇, 沈晓东, 等. 主动配电网最优潮流研究及其应用实例[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(6): 1634-1644.  
GAO Hongjun, LIU Junyong, SHEN Xiaodong, et al. Optimal power flow research in active distribution network and its application examples[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(6): 1634-1644(in Chinese).
- [21] 蔡昌春, 程增茂, 张关应, 等. 基于数据驱动的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 373-382.  
CAI Changchun, CHENG Zengmao, ZHANG Guanying, et al. Reactive power optimization of distribution network based on data-driven method[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 373-382(in Chinese).
- [22] 廖文龙, 于贇, 王煜森, 等. 基于图卷积网络的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2150-2160.  
LIAO Wenlong, YU Yun, WANG Yusen, et al. Reactive power optimization of distribution network based on graph convolutional network[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2150-2160(in Chinese).
- [23] 邵美阳, 吴俊勇, 石琛, 等. 基于数据驱动和深度置信网络的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1874-1883.  
SHAO Meiyang, WU Junyong, SHI Chen, et al. Reactive power optimization of distribution network based on data driven and deep belief network[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1874-1883(in Chinese).
- [24] SUN Xianzhuo, QIU Jing, TAO Yuechuan, et al. A multi-mode data-driven Volt/Var control strategy with conservation voltage reduction in active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(2): 1073-1085.
- [25] 李琦, 乔颖, 张宇精. 配电网持续无功优化的深度强化学习方法[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1473-1480.

- LI Qi, QIAO Ying, ZHANG Yujing. Continuous reactive power optimization of distribution network using deep reinforcement learning[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1473-1480(in Chinese).
- [26] CAO Di, HU Weihao, ZHAO Junbo. A multi-agent deep reinforcement learning based voltage regulation using coordinated PV inverters[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 4120-4123.
- [27] 张沛, 朱驻军, 谢桦. 基于深度强化学习近端策略优化的电网无功优化方法[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 562-570.
- ZHANG Pei, ZHU Zhujun, XIE Hua. Reactive power optimization based on proximal policy optimization of deep reinforcement learning[J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 562-570(in Chinese).
- [28] FARIVAR M, LOW S H. Branch flow model: relaxations and convexification (Part I)[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2554-2564.
- [29] FENG Gang. A survey on analysis and design of model-based fuzzy control systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14(5): 676-697.
- [30] TAHANI V, SHEIKHOLESLAM F. Stability analysis and design of fuzzy control systems[C]//1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems Proceedings. Anchorage: IEEE, 1998: 456-461.
- [31] DRIANKOV D, HELLENDORN H, REINFRANK M. An introduction to fuzzy control[M]. New York: Springer-Verlag, 1993.
- [32] Elia Group. Load and load forecast[DB/OL]. [2023-06-06]. <https://www.elia.be/en/grid-data/load-and-load-forecasts>.
- [33] Elia Group. Solar power generation[DB/OL]. [2023-06-06]. <https://www.elia.be/en/grid-data/power-generation/solar-pv-power-generation-data>.



杨浩

在线出版日期: 2024-12-05。

收稿日期: 2024-07-29。

作者简介:

杨浩(1988), 男, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 研究方向为新能源电力系统安全稳定分析与控制、现代配电网智能化管控与优化、人工智能技术在电力系统中的应用等, hao\_yang@neepu.edu.cn;

王佳怡(2001), 女, 硕士研究生, 研究方向为新能源配电网智慧化优化管控技术, wjy04233@163.com;

易文飞(1987), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为配电网与综合能源运行控制、电网调度自动化等, yiwfenfei2006@163.com。

(责任编辑 吕鲜艳)